

# Aprendizaje Automático

## Introducción a las Redes Neuronales Artificiales

Viviana Cotik  
2do cuatrimestre 2020

# Redes neuronales artificiales (RNA -RN, ANN, NN-)

## **Aprendizaje supervisado**

- Perceptrón simple
- Redes feedforward multicapa
- ...

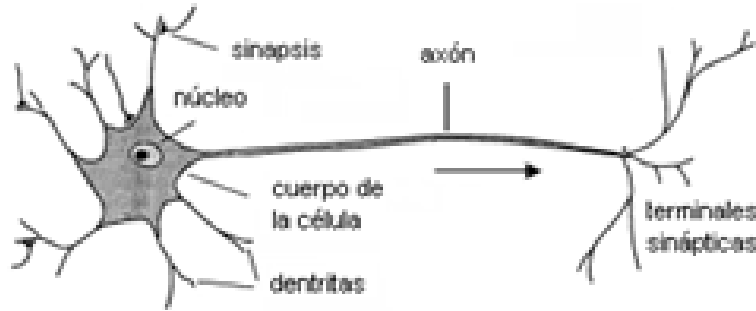
## **Aprendizaje no supervisado**

- Aprendizaje Hebbiano
- Aprendizaje Competitivo
- Mapas Auto-Organizados

# Redes neuronales

- inspiradas en un modelo biológico
- conexión de neuronas, unidades de procesamiento sencillas
- opera en paralelo, es robusto ante fallas

# La Neurona



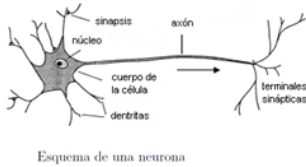
Esquema de una neurona

procesador de información muy simple:

- Canal de entrada: dendritas.
- Procesador: soma.
- Canal de salida: axón.

Fuente: Introduction to the theory of Neural Computation. Hertz et al.

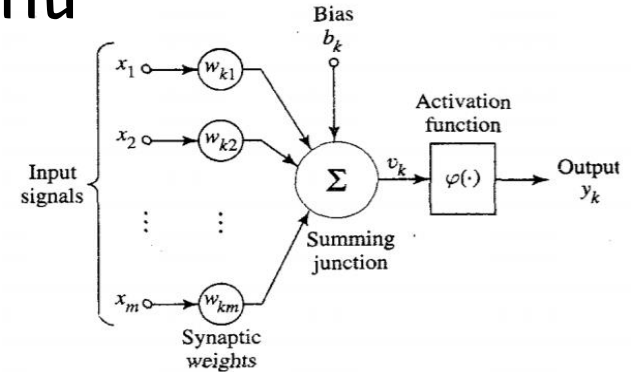
# Modelo matemático de una neurona



Neurona: **unidad básica de procesamiento de información** de una red neuronal.

**Modelo matemático de una neurona** dado por:

- **conjunto de conexiones** (sinapsis) con pesos asociados.
- Una **señal  $x_j$**  conectada a la **neurona  $k$**  se multiplica por **peso  $w_{kj}$**
- **sumador de señales** de entrada pesadas por la sinapsis, arroja combinación lineal de las entradas



Esquema del modelo matemático de una neurona – Neural Networks, Haykin.

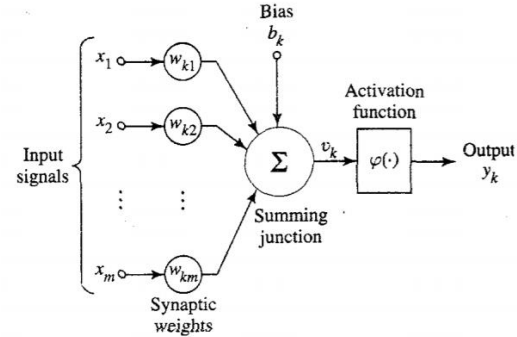
- una **función de activación** que limita la amplitud de salida de una neurona
- un **umbral  $b_k$** , para variar la actividad de la neurona

# La neurona

$$O_k = g\left(\left(\sum_{i=1}^m w_{ki} \cdot \xi_i\right) - b_k\right),$$

Ej:

$$g = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^m w_{ki} \cdot \xi_i - b_k\right)$$

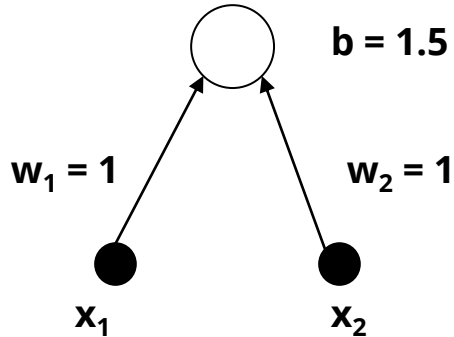


El perceptrón simple resuelve problemas linealmente separables.

Ej. para funciones booleanas: AND, OR, NOT. No funciona para XOR.

# Ejemplo: AND

Perceptrón que implementa AND



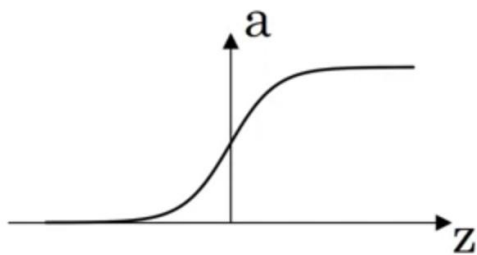
Función de activación: Signo.

En pizarrón:

- Tabla de verdad
- Gráfico de AND

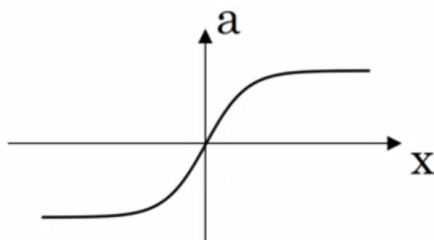
# Funciones de activación

Algunas funciones de activación

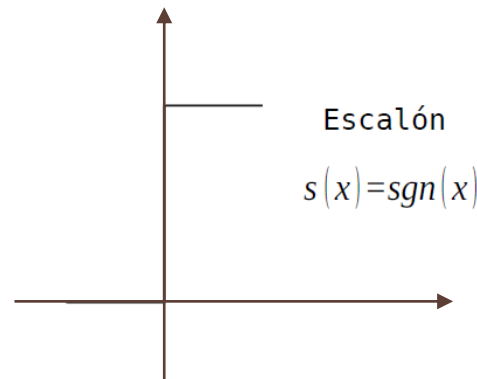


$$\text{sigmoid: } a = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

(logística)

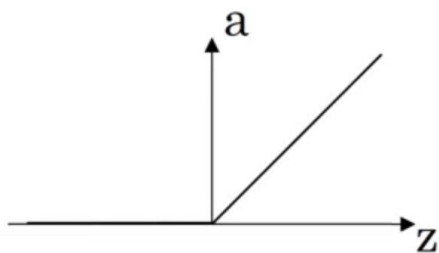


$$\text{tanh: } a = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})}$$

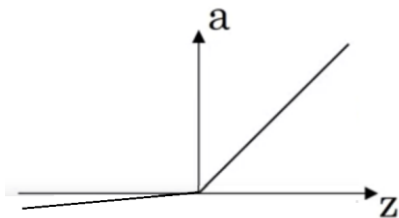


Escalón

$$s(x) = \text{sgn}(x)$$



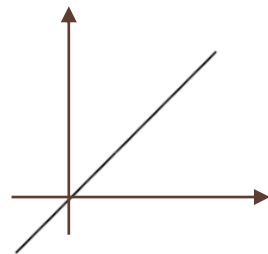
$$\text{ReLU: } a = \max(0, z)$$



$$\text{leaky ReLU: } a = \max(0.01 z, z)$$

Lineal

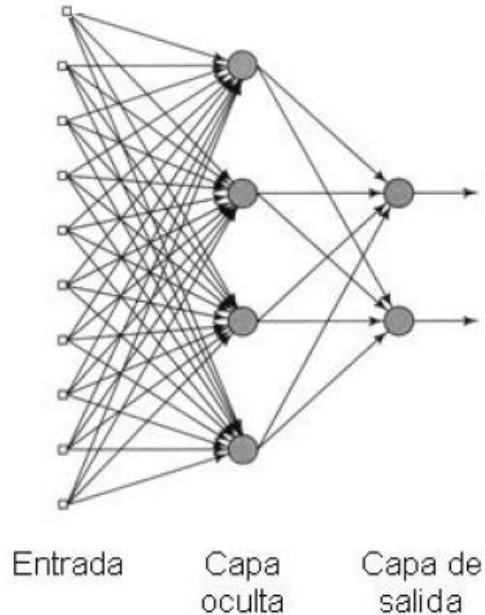
$$s(x) = x$$





# Redes neuronales

## Arquitectura feed forward

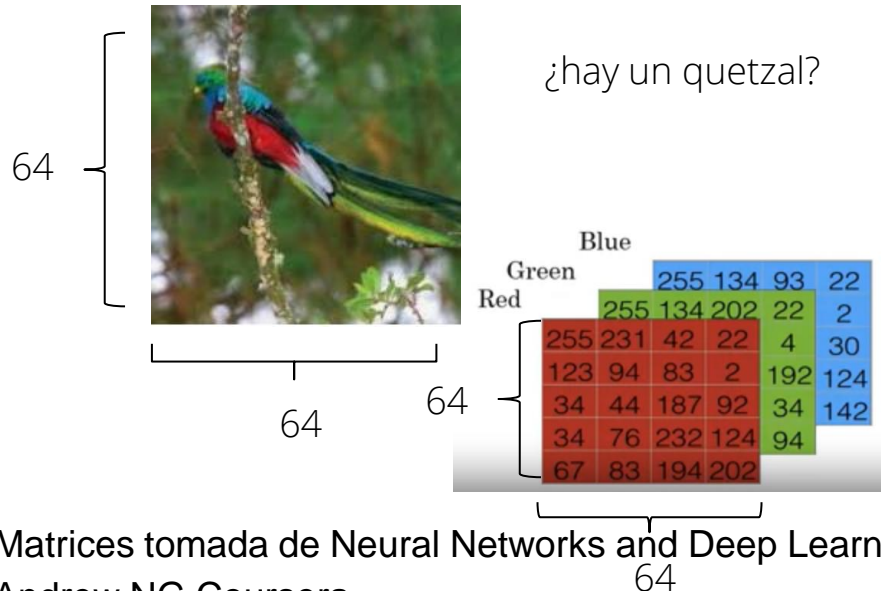


Distintas arquitecturas.  
Aquí

- perceptrón multicapa
- conexión total

# Regresión logística como red neuronal

- algoritmo de clasificación binaria
- representación de imagen en computadora



Matrices tomada de Neural Networks and Deep Learning,  
Andrew NG Coursera

## Entradas

#  $x = 64 * 64 * 3 = 12288$  (vector de entrada) =  $n_x$

Notación  $(x,y)$ .  $x \in \mathbb{R}^{n_x}$

$y \in \{0,1\}$

$m$  = cant. conjuntos de entrenamiento

# Regresión logística, funciones de pérdida y de costo

Dado  $X \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ , **quiero encontrar**  $\hat{y} = P(y = 1 | x)$

$$\hat{y} = \sigma(w^T x + b) \quad \sigma(z) = 1/(1 + e^{-z})$$

**Parámetros a aprender:**  $W \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ ,  $b \in \mathbb{R}$

**Función de pérdida:**

$$\mathcal{L}(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}) = -y^{(i)} \cdot \log \hat{y}^{(i)} - (1 - y^{(i)}) \cdot \log(1 - \hat{y}^{(i)})$$

**Función de costo:**

$$J(w, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathcal{L}(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)})$$

# Algoritmo de descenso por gradiente

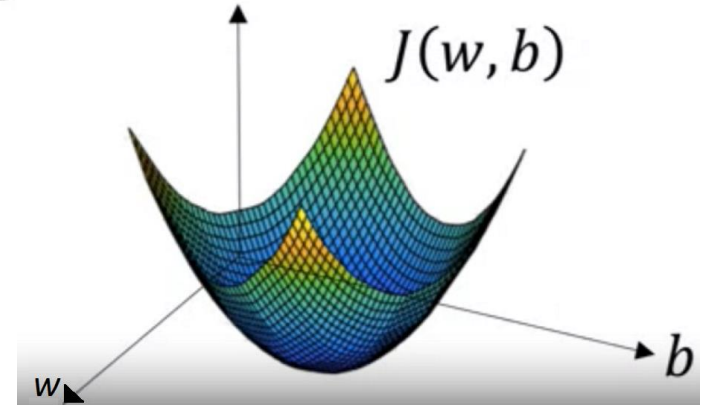
Teníamos

$$\hat{y} = \sigma(w^T x + b), \quad \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$$

$$J(w, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathcal{L}(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y^{(i)} \log \hat{y}^{(i)} + (1 - y^{(i)}) \log(1 - \hat{y}^{(i)})$$

Quiero encontrar  $w, b$  que minimicen  $J(w, b)$

Gráfico tomado de Neural Networks and Deep Learning,  
Andrew NG Coursera



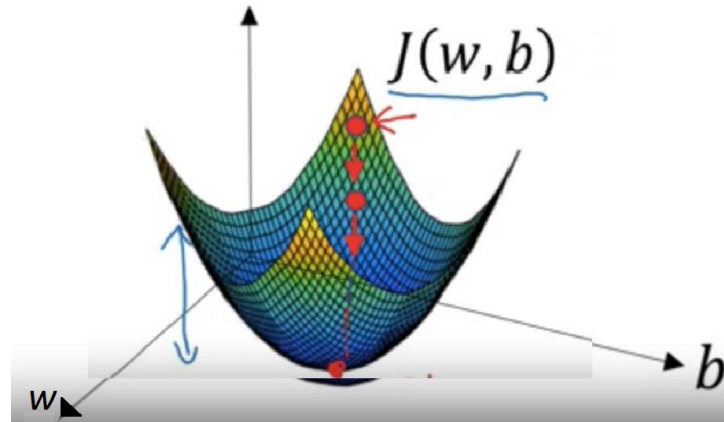
# Algoritmo de descenso por gradiente

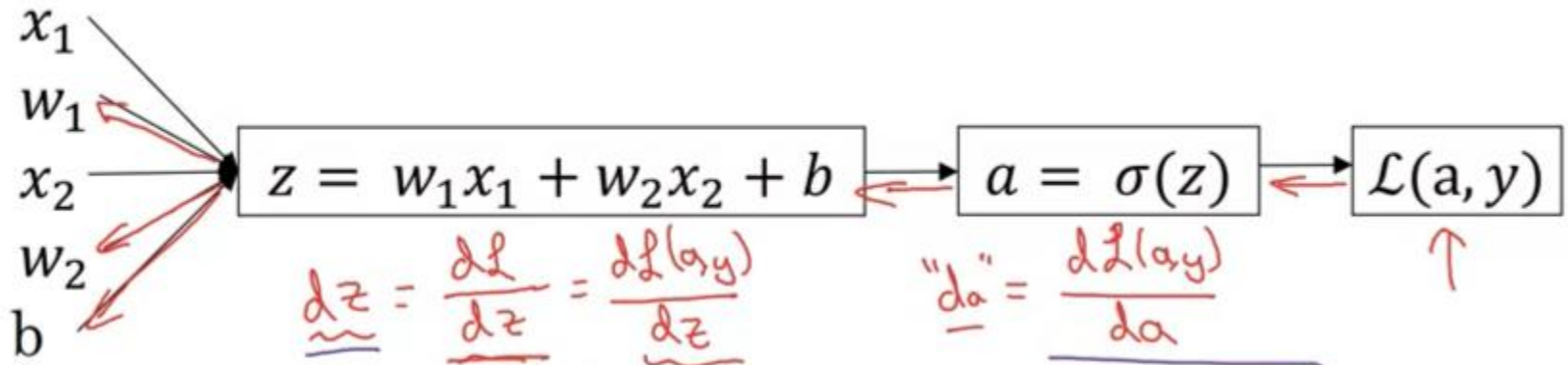
$$w \leftarrow w - \eta \frac{\partial J(w,b)}{\partial w}$$

$\frac{\partial J}{\partial w}$

$$b \leftarrow b - \eta \frac{\partial J(w,b)}{\partial b}$$

$\frac{\partial J}{\partial b}$





$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial z} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial z} = \frac{\partial \mathcal{L}(a, y)}{\partial z}$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial a} = \frac{\partial \mathcal{L}(a, y)}{\partial a}$$

$$= \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial a} \cdot \frac{\partial a}{\partial z} = (a - y) \cdot a(1-a) = -\frac{y}{a} + \frac{1-y}{1-a}$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_1} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_1} = x_1 \cdot \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial z}$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_2} = x_2 \cdot \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial z} \quad \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial b} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial z}$$

$$w_1 := w_1 - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_1}$$

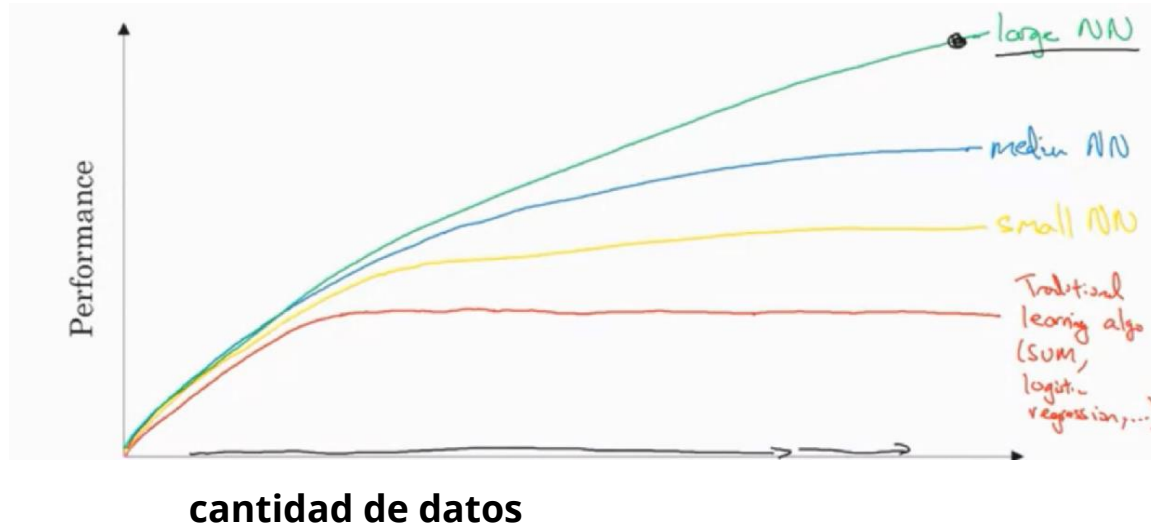
$$w_2 := w_2 - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_2}$$

$$b := b - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial b}$$

# Arquitecturas de redes neuronales

- Estándares
- Profundas
  - Convolutional Neural Networks (CNN): Imágenes
  - Recurrent Neural Networks (RNN): Texto, Habla
  - Híbridas

# Resurgimiento de las RN



- Más **datos** disponibles
- Más poder de **cómputo GPU**
- Cambios en **algoritmos ReLU**

Tomado de Neural Networks and Deep Learning, Andrew NG Coursera



# Parámetros de una red neuronal

- función de activación
- inicialización de pesos
- cantidad de capas ocultas
- conexión entre capas
- tasa de aprendizaje (learning rate)

Hay que evaluarlas en cada caso.

# Resumen

Introducción a las redes neuronales artificiales (RN):

- Inspiración biológica
- Modelo matemático. Funciones de activación
- Arquitectura feed-forward. Perceptrón simple y perceptrón multicapa
- Función de pérdida, función de costo
- Método del descenso por gradiente
- Existen variantes de descenso por gradiente para acelerar la convergencia
- Forward y backward pass
- Distintas arquitecturas de RN y resurgimiento de RN
- Poca explicabilidad

# Bibliografía

## Capítulos de libros:

Mitchell, cap. 4

## Libros enteros:

[Neural Networks. A comprehensive foundation.](#) Haykin

[Introduction To The Theory Of Neural Computation.](#) Hertz, Krogh, Palmer

[Deep Learning.](#) Goodfellow, Bengio, Courville

## Curso online:

[Neural Networks and Deep Learning.](#) Coursera.

[Machine Learning.](#) Coursera. Semanas 4 y 5.

[Tensor Flow Playground.](#)